

0720478 - 1

На правах рукописи

АНИКИН ИГОРЬ ВЯЧЕСЛАВОВИЧ

МЕТОДЫ, НЕЧЕТКИЕ АЛГОРИТМЫ И МОДЕЛИ В ЗАДАЧАХ  
РАСПОЗНАВАНИЯ ВИЗУАЛЬНОЙ ИНФОРМАЦИИ С ПРИВЛЕЧЕНИЕМ  
ЧЕЛОВЕКО-МАШИННЫХ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка информации  
05.13.18 – Математическое моделирование, численные методы и комплексы

АВТОРЕФЕРАТ  
диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук



Казань 2001

Работа выполнена в Казанском государственном техническом университете им. А.Н. Туполева (КАИ)

Научные руководители: доктор технических наук,  
профессор Глова В.И.,  
кандидат технических наук,  
доцент Тахаутдинов В.С.

Официальные оппоненты: доктор физико-математических наук,  
профессор Батыршин И.З.,  
доктор технических наук,  
профессор Сиразетдинов Р.Т.

Ведущая организация: Вычислительный центр Российской академии наук, г. Москва.

Защита состоится " 6 " апреля 2001 г. в 10<sup>00</sup> часов  
на заседании диссертационного совета Д.212.079.01 в Казанском  
государственном техническом университете им. А.Н. Туполева  
по адресу: 420111, г. Казань, ул. К. Маркса, 10

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Казанского  
государственного технического университета им. А.Н. Туполева

Автореферат разослан " 3 " апреля 2001 г.

НАУЧНАЯ БИБЛИОТЕКА КГУ



0000254831

Ученый секретарь  
диссертационного совета

0720478-1

1

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

ПРОВЕРЕНО  
2008 г.

Актуальность темы. Вопрос разработки новых человеко-машинных информационных технологий для систем распознавания образов остро поднимается в информатике в настоящее время. Это обусловлено с одной стороны, нарастающей необходимостью внедрения данных систем в научные и технические сферы, более свойственные человеку, и, с другой стороны, наличием человека как основного, а порой и единственного источника знаний об объектах и явлениях в данных сферах деятельности.

Основная трудность при решении данного вопроса заключается в принципиальном несоответствии характеров представления и способов обработки информации машиной и человеком, что вызывает большие трудности при информационном обмене между ними. Наиболее острым из таких несоответствий является нечеткость мышления человека по сравнению с четким характером функционирования машин, наличие которого не позволяет учесть последними всю специфику реального мира. На преодоление данного несоответствия направлено бурно развивающееся в настоящее время направление математики, получившее название «мягких» вычислений (soft computing), а также основные направления данной области – теория нечетких множеств и технология тестовых семантических оценок.

Известны фундаментальные работы по данным направлениям, а также по построению «мягких» человеко-машинных систем распознавания (ЧМСР), функционирующих по определяемым ими принципам. Данным проблемам посвящены работы ученых: А.Н. Аверкина, А.В. Алексеева, И.З. Батыршина, Ж.К. Бездека, Л.С. Бернштейна, А.Ф. Блишуна, А.Н. Борисова, Д. Дюбуа, Л.А. Заде, А. Коффмана, В.К. Кузьмина, Б. Коско, Н.Г. Малышева, С.А. Орловского, Ю.М. Полищука, С.К. Пала, Д.А. Поспелова, А. Розенфельда, А.П. Рыжова, В.В. Серова, М. Сугено, Е.А. Мамдани, Х. Танаки, Т. Тэрано, А. Хироты, Р.Р. Ягера, А.В. Язенина, А.Е. Янковской, Н.Г. Ярушкиной и др.

Несмотря на большое количество работ в данной области, практически отсутствуют исследования, посвященные разработке «мягких» ЧМСР в области распознавания и анализа изображений. Неясно сформированы общие принципы их функционирования, недостаточно внимания уделяется разработке методов, алгоритмов и моделей, участвующих в процессе распознавания, занижена роль человека как эксперта в таких системах. В связи с этим, необходимость такого рода исследований очень актуальна для широкого круга задач, связанных с распознаванием и анализом изображений. Такой задачей является задача качественного распознавания структурных 2D-примитивов изображения, которая достаточно часто решается в рамках психофизиологического подхода, основанного на привлечении знаний о психофизиологических механизмах переработки зрительной информации о 2D-формах человеком (Р.М. Грановская, И.Я. Березная).

Высокая необходимость формирования эффективных описаний классов 2D-примитивов в рамках данного подхода с одной стороны, размытость данных классов на реальных изображениях с другой, и эффективность их представления человеком с третьей, актуализирует проблему разработки ЧМСР в данной предметной области. Решению данной проблемы посвящена настоящая диссертация.

Целью работы является решение задач формирования принципов построения и функционирования ЧМСР распознавания и анализа изображений, разработки для них методов, нечетких алгоритмов и моделей, на примере ЧМСР распознавания 2D-примитивов изображения и порожденных ими структур.

Достижение поставленной цели требует решения следующих задач:

- исследования этапов структурного подхода к распознаванию и анализу изображений, а также основных психофизиологических механизмов переработки зрительной информации о 2D-формах человеком;
- формирования методики построения и принципов функционирования ЧМСР распознавания и анализа изображений с позиции технологии «мягких» вычислений;
- формирования синтаксической структуры и словаря экспертного квази-языка, способных обеспечить наиболее естественный диалог между экспертом и системой распознавания 2D-примитивов;
- разработки дескриптивной модели, формализующей знания о 2D-примитивах, полученные от эксперта на предложенном квази-языке;
- разработки методов, нечетких алгоритмов и моделей для задачи распознавания 2D-примитивов изображения, описанных в рамках предложенной дескриптивной модели.

Методы исследований. Для решения поставленных задач использовался аппарат теории распознавания и анализа изображений, методы искусственного интеллекта, теории нечетких множеств, технологии тестовых семантических оценок, дискретной геометрии.

Научная новизна работы заключается в следующем:

1. Предложены структура экспертного квази-языка для задачи распознавания 2D-примитивов изображений и нечеткая дескриптивная модель, способная формализовать знания о них, полученные от человека-эксперта на данном языке. Разработаны метод и алгоритмы распознавания 2D-примитивов, описанных в рамках предложенной нечеткой дескриптивной модели.
2. Разработаны нечеткие алгоритмы оценки нечетких качественных признаков 2D-форм. Предложены методы, нечеткие алгоритмы и модели исследования дискретных и непрерывных функциональных зависимостей.
3. Разработан метод приведения функции кривизны контура к инвариантному виду относительно масштаба и ориентации последнего.
4. Предложена нечеткая модель принятия решений для задачи распознавания 2D-примитивов в условиях размытости.

Практическая ценность заключается:

1. в разработке методик построения ЧМСР распознавания 2D-примитивов и порожденных ими структур, ЧМСР распознавания 2D-форм, разработке набора модулей, автоматизирующих отдельные этапы данного построения;
2. в разработке человеко-машинного программного комплекса распознавания ультразвуковых изображений плода в утробе матери на основе интеграции предложенных методик, реализованных модулей и разработанных в диссертации методов, нечетких алгоритмов и моделей. Полученные в диссертации результаты использованы также при разработке ЧМСР в других предметных областях.



На защиту выносятся следующие результаты:

- нечеткая дескриптивная модель описания 2D-примитивов, метод и алгоритмы распознавания 2D-примитивов, описанных в ее рамках;
- нечеткие алгоритмы оценки нечетких качественных признаков 2D-форм, методы, нечеткие алгоритмы и модели исследования дискретных и непрерывных функциональных зависимостей;
- метод приведения функции кривизны контура к инвариантному виду относительно масштаба и ориентации последнего;
- нечеткая модель принятия решений для задачи распознавания 2D-примитивов в условиях размытости;
- методики построения ЧМСП распознавания 2D-примитивов и порожденных ими структур, ЧМСП распознавания 2D-форм;
- человеко-машинный программный комплекс распознавания ультразвуковых изображений плода в утробе матери.

Апробация работы. Основные результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на IV Всероссийской конференции с международным участием "Распознавание образов и анализ изображений: новые информационные технологии" (Новосибирск, 1998); IV Всероссийской научной конференции студентов и аспирантов "Техническая кибернетика, радиоэлектроника и системы управления" (Таганрог 1998); Всероссийской межвузовской научно-технической конференции студентов и аспирантов "Микроэлектроника и информатика-98" (Москва 1998); V Международной научной конференции "Методы кибернетики химико-технологических процессов" (Казань, 1999); I Всероссийской научно-технической конференции "Компьютерные технологии в науке, проектировании и производстве" (Нижний Новгород, 1999); IV Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов "Новые информационные технологии в научных исследованиях и в образовании" (Рязань, 1999); Всероссийской научно-методической конференции "Проблемы высшего технического образования" (Казань, 1999), II Всероссийской научно-технической конференции "Компьютерные технологии в науке, проектировании и производстве" (Нижний Новгород, 2000), V Международной конференции "Распознавание образов и анализ изображений: новые информационные технологии" (Самара, 2000).

Публикация результатов работы. По теме диссертации опубликовано печатных 25 работ.

Структура и объем диссертации. Диссертация изложена на 168 страницах машинописного текста, содержит 74 рисунка, 6 таблиц, состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы из 190 наименований и приложения.

## СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы проводимых исследований, сформулирована цель работы, приведена структура диссертации.

В первой главе исследована проблема распознавания изображений с позиции структурного подхода. Актуализируется проблема получения эффективных описаний размытых 2D-примитивов в рамках психофизиологического подхода

к распознаванию, и необходимость ее решения с привлечением человеко-машинных информационных технологий и методов теории нечетких множеств. Ставятся задачи, направленные на решение данной проблемы. Рассматриваются основные положения теории нечетких множеств, тестовых семантических оценок.

В работе исследуются два типа задач распознавания (по классификации Ю.И. Журавлева и И.Б. Гуревича): распознавания изображений и локализации на представленном изображении заданного класса. Предпочтение при решении данных задач на реальных изображениях отдано структурным методам как наиболее эффективным с позиций: инвариантности к группе аффинных преобразований плоскости, устойчивости к шумам и деформациям на изображении, вычислительной эффективности, возможности учета семантики изображения.

Исследуется постановка задачи структурного распознавания изображений и локализации как задачи распознавания без обучения. Известно много схем реализации структурного метода распознавания изображений. Выбор какой-либо конкретной из них определяется постановкой решаемой задачи, предметной областью распознаваемых изображений и располагаемыми вычислительными ресурсами. В работе проведен анализ большинства схем реализации структурного метода, в результате чего построена его обобщенная схема, детально исследованы все ее этапы и связи между ними.

Проблема выделения и распознавания примитивных элементов изображения является одной из основных в структурном методе. В диссертации рассматривается случай, когда структурные примитивы изображений представляют собой простейшие одноконтурные 2D-формы, являются характерными элементами изображений и могут быть эффективно выделены на этапе сегментации (2D-примитивы). Данный случай имеет место для многих медико-биологических (ультразвуковых, рентгеновских,...), аэрокосмических изображений и т.п.

Под *выделением* 2D-примитивов на изображении  $I$  будем понимать задачу формирования на  $I$  множества 2D-областей  $S = \{S_i\}_{i=1, \overline{N}}$ , элементы которого - кандидаты на принадлежность к множеству 2D-примитивов  $P$  изображения. Множество  $S$  будем формировать на этапе сегментации изображения таким образом, чтобы оно включало наиболее характерные его элементы. В качестве метода сегментации, в данном случае, предлагается использовать метод *watershed*, обладающий рядом преимуществ по сравнению с другими методами.

Выделение примитивов не предполагает получение информации об их принадлежности к конкретным классам. Получение данной информации – цель задачи *распознавания* примитивов, в ходе решения которой формируется множество примитивов  $P^0 \subset P$ , входящих в структуру изображения  $I$ . Распознавание примитивов должно осуществляться неструктурными методами.

В структурных методах, зачастую, рассматривают следующую постановку задачи распознавания 2D-примитивов как задачи распознавания без обучения.

### ИЗВЕСТНО

1. Априорно задан рабочий алфавит классов задачи распознавания 2D-примитивов  $P = \{P_i\}_{i=1, \overline{N}}$ . Кроме этого, вводится особый класс примитивов  $P_{n+1}$ , принадлежность к которому означает отказ от распознавания.

2. Задан рабочий алфавит признаков 2D-примитивов  $X = \{x_i\}_{i=1, \overline{n}}$  или указан способ его формирования.

3. Задана дескриптивная модель  $\mathcal{H}'$ , в рамках которой сформированы описания  $\mathcal{H}'_i = \mathcal{H}'(P_i)$  примитивных классов  $P_i, i = \overline{1, n}$  на языке признаков множества  $X$ .

4. В рамках модели  $\mathcal{H}'$  возможно описать любой 2D-сегмент  $S_i \in S$  в формализованном виде  $\mathcal{H}'(S_i)$ .

### ТРЕБУЕТСЯ

Построить обоснованное отображение  $\Psi: S \rightarrow P \cup \{P_{n+1}\}$ , где  $S = \{S_i\}_{i=1, \overline{n}}$ .

Качество решения задачи распознавания примитивов во многом определяет качество функционирования всей распознающей системы. Размытый же и зашумленный характер большинства реальных изображений в первую очередь отражается на размывании формы их структурных 2D-примитивов. В связи с этим, большую актуальность представляет качественное решение задачи распознавания 2D-примитивов в условиях размытости последних.

Рассматриваемая постановка задачи распознавания 2D-примитивов включает в себя два уровня – распознающий и предварительный. На распознающем уровне машина осуществляет обоснованное отображение  $\Psi: S \rightarrow P \cup \{P_{n+1}\}$ . На предварительном уровне человек-эксперт (или их группа) формирует для подсистемы распознавания 2D-примитивов, на основе своих априорных знаний о предметной области, алфавит примитивных классов  $P$ , алфавит их признаков  $X$ , дескриптивную модель  $\mathcal{H}'$  для примитивных классов, и описания примитивных классов  $\mathcal{H}'_i = \mathcal{H}'(P_i)$  в рамках данной дескриптивной модели.

Качество распознавания 2D-примитивов во многом определяется эффективностью работы экспертов на предварительном уровне. Основной их задачей, при этом, является формирование эффективных описаний  $\mathcal{H}'_i = \mathcal{H}'(P_i)$ . Под эффективностью описаний здесь будем понимать их информативность, инвариантность, устойчивость и вычислительную эффективность. Возможность эффективного экспертного описания примитивных классов во многом определяется выбранным ими алфавитом признаков  $X$  и дескриптивной моделью  $\mathcal{H}'$ .

Одно из основных направлений при формировании эффективных описаний 2D-форм основано на привлечении знаний о психофизиологических механизмах переработки зрительной информации о 2D-формах человеком (Р.М. Грановская, И.Я. Березная, А. Розенфельд, И. Уметани и др.). Будем говорить в данном случае о *психофизиологическом подходе* к распознаванию 2D-форм. Эффективность этого подхода подтверждена многочисленными экспериментами. Основными его принципами являются следующие:

1. функция кривизны контура имеет для человека базисный характер и обладает большой информативностью;

2. наиболее информативными признаками для человека являются признаки, непосредственно связанные с функцией кривизны контура: характеризующие ее поведенческую тенденцию и форму (первичные признаки), а также характеризующие ее экстремальные точки (вторичные признаки);

3. человек склонен использовать при распознавании признаки не количественного, а качественного характера;
4. признак симметричности 2D-формы очень информативен для человека;
5. механизм переработки человеком зрительной информации свойственен нечеткий характер;
6. человек склонен использовать различные наборы признаков при распознавании различных классов 2D-форм, а также изменять градации признаков по значимости в данных наборах.

Перечисленные принципы определяют требования к множеству признаков  $X$  и к дескриптивной модели  $\mathcal{H}'$  для возможности эффективного описания 2D-форм в рамках психофизиологического подхода к распознаванию.

Известно множество работ, направленных на получение эффективных описаний 2D-форм и построение распознающего процесса в рамках психофизиологического подхода. Однако, большинство из них значительно суживает множество перечисленных выше принципов. Таким образом, в рамках психофизиологического подхода к распознаванию 2D-примитивов значительную актуальность имеет решение следующей задачи.

**ЗАДАЧА\*** Получить эффективные описания  $\mathcal{H}'_i = \mathcal{H}'(P_i)$ ,  $i = \overline{1, n}$  для заданного множества 2D-примитивов  $P$  в рамках психофизиологического подхода к распознаванию (осуществив наиболее полный охват всех его принципов).

Противоречие между проблематичностью и сложностью формирования эффективных описаний примитивных классов в рамках психофизиологического подхода и условиях размытости стандартными математическими методами, формальными процедурами, недостаточной разработанностью последних (даже при заданных  $X$  и  $\mathcal{H}'$ ), и эффективностью представления 2D-форм человеком, ставит нас перед лицом необходимости привлечения в распознающий процесс знаний о размытых 2D-примитивах, полученных от человека-эксперта или их группы на языке, близком к естественному. Таким образом, актуально решение задачи (\*) и соответственной задачи распознавания 2D-примитивов с привлечением человеко-машинных информационных технологий. Реализация этого требует решения следующих задач в рамках психофизиологического подхода.

1. Формирования синтаксической структуры экспертного квази-языка, способной обеспечить наиболее естественный диалог между экспертом и системой распознавания 2D-примитивов. Формализации на машинном уровне знаний о 2D-примитивах, полученных от эксперта на данном языке.

2. Построения распознающего процесса на основе знаний о 2D-примитивах, полученных от эксперта.

3. Формирования словаря экспертного квази-ЕЯ для полноценного описания человеком - экспертом 2D-примитивов в рамках требований задачи (\*).

Решение задачи 1 предполагает формирование структуры экспертного квази-ЕЯ и разработку дескриптивной модели  $\mathcal{H}'$ , способной формализовать экспертные знания о примитивах. Решение задачи 2 предполагает разработку методов, алгоритмов и моделей для задачи распознавания примитивов, описанных в рамках  $\mathcal{H}'$ . Решение задачи 3 предполагает формализацию понятий (в том числе, множества признаков  $X$ ) и алгоритмов действий, образующих словарь квази-ЕЯ.

Эффективные средства решения данных задач предлагают теория нечетких множеств и технология тестовых семантических оценок. Обзор основных их положений дан во второй части первой главы.

Теория нечетких множеств (Л. Заде) предлагает эффективные механизмы формализации и обработки неопределенности лингвистического характера, качественной природы, а также объектов и явлений с размытыми границами. Известно множество методов, позволяющих экспертам задать функции принадлежности (ФП) соответствующих нечетких множеств. Нечеткие алгоритмы (НА) - эффективное средство решения сложных, трудно формализуемых, некорректных задач, задач эвристического характера, задач использующих знания, полученные от эксперта на ЕЯ.

Совместное использование технологии тестовых семантических оценок (ТСО) и определяемого в ее рамках языка PRUF позволяет транслировать сложные выражения ЕЯ в числовые оценки или лингвистические значения истинности, оценивать степень соответствия различных объектов языковым описаниям, что определяет эффективность их использования при решении задачи распознавания 2D-примитивов в условиях размытости с привлечением человеко-машинных информационных технологий. Использование технологии ТСО на практике требует формализации в ее базе знаний (БЗ ТСО) примитивных выражений языка вида

$$\langle X \text{ есть } \tilde{F} \rangle, \quad (1)$$

где  $X$  - нечеткая переменная на универсальном множестве  $U$ , оцениваемая некоторой тестовой семантической процедурой, а  $\tilde{F}$  - определяющее ее нечеткое множество. Кроме примитивных выражений ЕЯ (понятий), в БЗ ТСО формализуются возможные операции над ними, используемые в языке модификаторы, кванторы, правила трансляции и т.д. Эти элементы образуют словарь БЗ ТСО.

Во второй главе предложена структура экспертного квази-ЕЯ и соответствующая нечеткая дескриптивная модель  $\mathcal{M}'$ . Разработаны метод и алгоритмы распознавания 2D-примитивов при их описании в рамках данной модели. Решение задачи распознавания 2D-примитивов рассматривается в рамках технологии ТСО.

Структурная схема процесса распознавания 2D-примитивов с привлечением человеко-машинных информационных технологий в рамках технологии ТСО представлена на рис 1. Она включает в себя три уровня: формирования БЗ ТСО, обучения подсистемы распознавания (формирования БЗ примитивов) и собственно распознавания примитивов.

Уровень формирования БЗ ТСО предполагает наполнение ее словаря с привлечением методов группового экспертного опроса. Он носит чисто человеческий характер.

Обучение подсистемы распознавания осуществляется одним экспертом на этапе ее разработки, данный уровень является человеко-машинным. Уровень распознавания примитивов непосредственно реализует распознающий процесс и носит сугубо машинный характер. В работе сформулированы критерии, определяющие эффективность реализации каждого уровня.



Рис 1

Словарь БЗ ТСО задачи распознавания примитивов включает в качестве примитивных выражений ЕЯ множество их признаков и характеристик. В рамках данного словаря человек-эксперт формирует на этапе обучения распознающей системы описания примитивных классов  $L_i, i = \overline{1, n}$  на квази-ЕЯ ( $n$  – число примитивных классов). Размытость примитивных классов на реальных изображениях и нечеткость мышления человека, актуализирует введение в БЗ ТСО тестовых семантических процедур оценки данных признаков, характеристик, а также процедурных действий эксперта, в виде нечетких алгоритмов (НА) для более эффективного решения задачи (\*).

В качестве ЕЯ-описаний 2D-примитивов, получаемых от эксперта, не могут быть использованы произвольные высказывания ЕЯ. Определим *корректные ЕЯ-описания примитивов* для подсистемы их распознавания как описания, которые могут использоваться и обрабатываться данной подсистемой. Ограничим множество корректных ЕЯ-описаний 2D-примитивов следующим подмножеством ЕЯ-высказываний, транслируемых правилами языка PRUF:

1. Примитивные выражения ЕЯ вида (1) являются корректными.
2. Если ЕЯ-описание  $A$  является корректным, то ЕЯ-описание  $mA$  ( $m$  – модификатор) является корректным.
3. Если ЕЯ-описания  $A$  и  $B$  являются корректными, то ЕЯ-описания « $A$  И  $B$ », « $A$  ИЛИ  $B$ », «НЕ  $A$ » являются корректными.

Условия 1-3 определяют структуру экспертного квази-ЕЯ.

Введенные ограничения на структуру квази-ЕЯ обусловлены простотой примитивных 2D-форм. При этом предполагается, что эксперт не употребляет в своих формулировках нечеткие кванторы и оценки.

БЗ ТСО для подсистемы распознавания 2D-примитивов при введенных ограничениях на структуру квази-ЕЯ формализована следующим образом:

$$B_{TSO} = \langle \dot{x}, (PX, UX), (M, PM), (S, PS), PD \rangle$$

$X$  – множество понятий ЕЯ (признаки и характеристики примитивов),  
 $X = \{\tilde{x}_i\}_{i \in \overline{1, n}} \subset C \times X$ .  $PX = \{px_i\}$  – множество тестовых семантических процедур

оценки понятий множества  $X$ .  $UX = \{\mu_i\}$  – множество ФП, связанных с процедурами  $px_i \in PX$ .  $M$  – множество модификаторов.  $PM$  – множество правил модифицирования ФП.  $S$  – множество операций композиции.  $PS$  – множество правил преобразования ФП при их композиции операциями множества  $S$ .  $PD$  – множество формализованных действий на примитиве, используемых человеком в ЕЯ-описаниях.

Использование правил трансляции языка PRUF и тестовых семантических процедур оценки позволяет оценить степени соответствия 2D-форм  $S_i \in S$  корректным ЕЯ-описаниям  $L_j$  классов  $P_j$ ,  $j = \overline{1, n}$ , сформированных экспертом.

Дескриптивная модель  $\mathfrak{N}'$ , формализующая корректные ЕЯ-описания  $L_i$  примитивных классов  $P_i \in P$  в виде  $\mathfrak{N}'_i = \mathfrak{N}'(P_i)$ , определена в диссертации через понятие нечеткого лингвистического описания примитивов. Пусть  $L'$  – корректное ЕЯ-описание 2D-формы  $S'$  в рамках формализованного словаря БЗ ТСО.

**Определение** *Нечетким лингвистическим описанием* (НЛО) 2D-формы  $S'$  назовем ее представление  $\mathfrak{N}'(S')$  в рамках некоторой дескриптивной модели  $\mathfrak{N}'$ , которое позволяет однозначно восстановить  $L'$ .

Пусть  $L_i$  – корректное ЕЯ-описание класса  $P_i$ . Рассмотрим  $L_i$  как нечеткое утверждение от  $N_i$  нечетких переменных

$$L_i = L_i(x_{i1}, \dots, x_{iN_i}) \quad (2)$$

где нечеткие переменные  $x_{ij} \in X \subset X$  – признаки 2D-примитивов класса  $P_{ij}$ . Совокупность данных нечетких признаков – *сущность класса*  $P_i$ .

Будем различать в (2) нечеткие качественные признаки (НКП) (симметричность, параллельность, монотонность, и т.д.) и нечеткие количественные. В отличие от НКП, нечеткие количественные признаки в (2) всегда связаны с одноместными предикатами (как правило, нечеткими), транслирующими их значения на  $[0, 1]$ .

Определим понятие *L-нечеткой логической функции* (L-НЛФ).

1. Произвольный НКП  $x_i$  является L-НЛФ.

2. Если  $x_i$  – нечеткий количественный признак, а  $pred(x_i)$  – связанный с ним одноместный нечеткий предикат,  $pred(x_i): R \rightarrow [0, 1]$ , то  $pred(x_i)$  – L-НЛФ.

3. Если  $f_1$  и  $f_2$  – L-НЛФ, то  $(f_1 \wedge f_2)$ ,  $(f_1 \vee f_2)$  – L-НЛФ.

4. Если  $f_i$  – L-НЛФ, то  $mf_i$  – L-НЛФ, где  $m$  – некоторый модификатор или оператор “НЕ”

Синтаксическую структуру (контекст) любого корректного ЕЯ-описания  $L_i$  можно представить в виде некоторой L-НЛФ. Предикаты  $pred_j$  в L-НЛФ – нечеткие унарные отношения, определяемые функциями принадлежности  $\mu_{pred_j}$ .

В качестве НЛО класса  $P_i$ , соответствующего корректному ЕЯ-описанию  $L_i$ , предлагается использовать следующую нечеткую дескриптивную модель

$$\mathfrak{N}(P_i) = \begin{bmatrix} X_i = (x_{i1}, \dots, x_{iN_i}) \\ W_i = (w_{i1}, \dots, w_{iN_i}) \\ \beta_i \\ \rho_i \\ \{\mu_{pred}\}_i \end{bmatrix} \quad (3)$$

где  $X_i$  – вектор значений признаков класса  $P_i$ ;  $W_i$  – вектор весовых коэффициентов признаков  $\{x_{ij}\}$ , определяющих их значимость;  $\beta_i$  – L-НЛФ, определяющая контекст высказывания  $L_i$  (способ комбинирования и модификации признаков  $\{x_{ij}\}$ );  $\rho_i$  – тестовые семантические процедуры оценки значений признаков  $\{x_{ij}\}$ , отражающие семантику  $L_i$ ;  $\{\mu_{pred}\}_i$  – множество функций принадлежности, оценивающих истинность одноместных предикатов в  $\beta_i$ .

$X_i$  формируется из представителей 2D-примитивов класса  $P_i$  на основе процедурной информации  $\rho_i$ , т.е.  $X_i = \rho_i(F_i)$ , где  $F_i$  – 2D-форма – представитель  $i$ -ого класса примитивов. Аналогично, можно записать, что

$$L_i(x_{i1}, \dots, x_{iN_i}) = \beta_i(X_i) = \beta_i(\rho_i(F_i)) \quad (4)$$

Компонента  $\{\mu_{pred}\}_i$  модели  $\mathfrak{N}$  используется при вычислении  $\rho_i(F_i)$ , а компонента  $W_i$  – при вычислении  $\beta_i(X_i)$ .

Одноместные предикаты  $\mu_{pred}$  оценивают степени соответствия связанных с ними нечетких количественных признаков  $x_{ij}$  распознаваемой 2D-формы  $S'$ , значениям соответствующих признаков, заданных в  $X_i$ . В диссертации вводится метод, позволяющий любому нечеткому количественному признаку  $x' \in \{x_{ij}\}$  придать качественный характер. Для этого предлагается декларативную информацию  $\mu'_{pred} \in \{\mu_{pred}\}_i$ , определяющую связанный с ним нечеткий унарный предикат  $pred'$ , внести в процедурную информацию  $\rho_i$ , а именно в процедуру оценки  $x'$ . После придания всем нечетким количественным признакам качественного характера, нечеткая дескриптивная модель (3) примет вид:

$$\mathfrak{N}(P_i) = \begin{bmatrix} \{x_{i1}, \dots, x_{iN_i}\} \\ \beta_i \\ \rho_i \\ W_i \end{bmatrix} \quad (5)$$

Модель (5) гомоморфна модели (3), их можно рассматривать как эквивалентные. В диссертации рассматриваются упрощенные модификации моделей (3) и (5), к которым приводит ввод различных ограничений на структуру экспертного квази-ЕЯ. Рассмотрена, также, более общая нечеткая дескриптивная модель, позволяющая определять веса признаков  $w_{ij}$  в виде нечетких переменных – значений лингвистической переменной «Важность признака».

Представление 2D-формы посредством нечеткого лингвистического описания является субъективным. При его формировании необходимо полагаться на интуицию и квалификацию эксперта. Это представление является более



«мягким» по сравнению с четкими представлениями и более свойственным человеку. Человек может формировать нечеткие лингвистические описания примитивных классов, удовлетворяющие требованиям задачи (\*), при соответствующем словаре БЗ ТСО. В связи с этим, актуально использование предложенных моделей (3) и (5) в ЧМСП распознавания 2D-примитивов.

Использование в распознающем процессе НЛЮ описаний 2D-примитивов в рамках моделей (3) и (5), порождает нестандартную ситуацию для теории распознавания образов - различные классы примитивов описываются различными наборами признаков, формируемыми на основе различных процедурных знаний  $\rho$ . Это порождает следующее противоречие: отнесение распознаваемого 2D-сегмента  $S_i \in S$  к некоторому классу 2D-примитивов требует знания его формализованного описания  $\mathcal{H}'(S_i)$  для возможности сравнения, однако, получение  $\mathcal{H}'(S_i)$  невозможно без знания принадлежности  $S_i$  к определенному классу.

В диссертации предложен метод распознавания 2D-форм в множестве примитивных классов при описании последних в рамках введенных нечетких дескриптивных моделей. Данный метод основан на механизмах выдвижения и проверки гипотез (Александров В.В., Горелик А.Л., Дудкин А.К.) о принадлежности 2D-форм различным классам  $P_i$  с принятием решения по критерию максимума достоверности выдвигаемой гипотезы.

Предлагаются алгоритмы распознавания 2D-форм, реализующих данный метод. Например, при описании примитивных классов в рамках модели (5), метод реализуется следующим алгоритмом.

Алгоритм распознавания 2D-формы  $F$  в множестве 2D-примитивов  $P$

1. Сгенерировать  $n$  векторов  $FX_i$ ,  $i = \overline{1, n}$ ,  $FX_i = \rho_i(F)$ .

2. Каждое из описаний  $\begin{bmatrix} FX_i \\ W_i \\ \beta_i \\ \rho_i \end{bmatrix}$  (6) формы  $F$  согласовано с описанием  $\begin{bmatrix} X_i \\ W_i \\ \beta_i \\ \rho_i \end{bmatrix}$  (7)

класса  $P_i$  как по синтаксису (компоненты  $X_i, \beta_i$ ), так и по семантике ( $\rho_i, W_i$ ).

3. Выполнить попарные сравнения описаний (6) и (7) путем сравнения соответствующих числовых значений  $\beta_i(X_i) = 1$  и  $\beta_i(FX_i)$ ,  $i = \overline{1, n}$ .

4.  $F \in P_i \Leftrightarrow |1 - \beta_i(FX_i)| \leq \min_{j \neq i} |1 - \beta_j(FX_i)| \Leftrightarrow \beta_i(FX_i) \geq \max_{j \neq i} \beta_j(FX_i)$ .

На шагах 1-2 алгоритма выдвигаются гипотезы «Форма  $F$  является представителем класса  $P_i$ », на шагах 3-4 осуществляется их проверка.

$\beta_i(FX_i)$  оценивает степень достоверности гипотезы о принадлежности 2D-формы  $F$  к классу 2D-примитивов  $P_i$ . В диссертации предлагается методика получения оценок  $\beta_i(X_i)$ , выполняющая синтаксический разбор соответствующего ЕЯ-высказывания  $L_i$  и его трансляцию правилами языка PRUF.

В диссертации предложена структура БЗ 2D-примитивов при их описании в рамках введенных нечетких дескриптивных моделей и структура подсистемы распознавания 2D-примитивов, отражающая все результаты, полученные в данной главе.

В третьей главе решается задача формирования основного набора понятий словаря экспертного квази-ЕЯ. Предложены тестовые семантические процедуры оценки признаков и характеристик 2D-форм универсального характера. Разработаны методы, нечеткие алгоритмы и модели, необходимые для решения отдельных подзадач, возникающих в процессе распознавания.

Набор НКП 2D-примитивов, включаемых в словарь БЗ ТСО, и способ их формализации оказывает значительное влияние на эффективность организации распознающего процесса с привлечением человеко-машинных информационных технологий. Можно выделить признаки, жестко связанные с конкретной постановкой задачи распознавания, и признаки более универсального характера, которыми руководствуется человек при распознавании 2D-форм вообще. Среди признаков второго класса наибольшую универсальность для человека имеют признаки, непосредственно связанные с функцией кривизны контура 2D-форм (первичные и вторичные признаки по классификации Р.М. Грановской и И.Я. Березной). Необходимость формализации в БЗ ТСО данных признаков требует обращения к понятию функции кривизны контура.

Пусть  $F$  – 2D-форма,  $C$  – ее дискретный контур. Основные проблемы при использовании функции кривизны контура  $C$  в распознающем процессе в качестве базового представления связаны с формированием ее дискретного варианта  $\bar{K}^C = \langle \bar{K}^C(i) \rangle_{i=\overline{1,r}}$ , приведением ее к виду, инвариантному относительно масштаба и ориентации контура, уменьшением ее изрезанности.

Формирование дискретной функции кривизны (ДФК)  $K^C$  предлагается осуществлять модифицированным методом Розенфельда-Джонса.

Разработан метод приведения ДФК к инвариантному виду относительно масштаба и ориентации контура, характеризующийся высокой степенью устойчивости к шумам и изрезанности ДФК. При этом, изменение масштаба контура рассматривается как гомотетия с коэффициентом  $k > 0$  и центром в точке  $(0,0)$ .

Поворот контура  $C$  на плоскости изображения ведет к циклическому сдвигу ДФК  $\bar{K}^C$ , то есть к получению ДФК  $\bar{K}_a^C = \langle \bar{K}_a^C(i) \rangle_{i=\overline{1,r}} = \langle \bar{K}^C(i+a) \rangle_{i=\overline{1,r}}$ , где  $a$  – модуль сдвига. Пусть  $k_{\max} = \max \bar{K}^C(i), i = \overline{1,r}$ ,  $i_{\max} = \arg \max \bar{K}^C(i), i = \overline{1,r}$ . При однозначном определении точки  $i_{\max}$ , в качестве инвариантного представления  $\bar{K}^C$  предлагается использовать  $\bar{K}_{i_{\max}-1}^C$ . При неоднозначном определении  $i_{\max}$ , введем множество точек  $\{i_{\max,j}\}_{j=\overline{1,m}}$ , таких, что  $\bar{K}^C(i_{\max,j}) = k_{\max}$  и множество функций  $\Phi = \{\Phi^j\}_{j=\overline{1,m}}$ , где  $\Phi^j = \bar{K}_{i_{\max,j}-1}^C$ . Пусть  $\Psi(F, \Phi^j)$  – результат распознавания 2D-формы  $F$  при использовании  $\Phi^j$  в качестве инвариантного к повороту представления ДФК  $\bar{K}^C$ . Он представляет собой упорядоченную пару  $(k, r)_j$ , где  $k$  – класс, к которому была отнесена  $F$  в результате распознавания, а  $r$  – степень достоверности распознавания (оценка  $\beta_k$ ). Отнесем 2D-форму  $F$  к тому классу, для которого степень достоверности распознавания получилась максимальной, то есть  $F \rightarrow k_i \Leftrightarrow r_i = \max_{(k,r)_j, j=\overline{1,m}} r_j$ .

В условиях размытости и зашумленности распознаваемых 2D-форм наблюдается размывание множества точек  $\{i_{\max_j}\}_{j=\overline{1,m}}$ , что ведет к возможной неадекватности формируемого инвариантного представления ДФК реальному. В диссертации предлагается нечеткий алгоритм приведения  $\tilde{K}^c$  к инвариантному виду относительно поворота контура, который работает с нечетким множеством точек наибольшего максимума  $\tilde{I} = \{i'_{\max}, \mu_{\tilde{I}}(i'_{\max})\}$  функции  $\tilde{K}^c$ . Предлагается нечеткая модель принятия решений для задачи распознавания 2D-примитивов в данном случае. При этом, алгоритм распознавания 2D-форм в множестве примитивов  $P$  превращается в нечеткий.

С позиции психофизиологического подхода к распознаванию 2D-форм, большой информативностью для человека обладают признаки, характеризующие форму и поведение функции кривизны, а также ее экстремальные точки. Для возможности формирования экспертом описаний примитивных классов в рамках требований задачи (\*), требуется включить в БЗ ТСО признаки такого рода. С этой целью, в диссертации формализованы признаки, оценивающие симметричность 2D-формы и функции, монотонность и постоянность функции на различных промежутках, степень выраженности экстремумов и число максимумов функции. Размытость и зашумленность распознаваемых 2D-форм, а также погрешность, вносимая дискретным характером функции кривизны контура, требует оценки данных признаков в ЧМСП на нечетком уровне.

Оценка нечеткой симметричности функции осуществляется в рамках модели, предполагающей два типа нарушений симметричности: смещение ее оси симметрии от серединного отсчета, и различие значений функции на равных расстояниях от оси симметрии.

*Нечеткой степенью симметричности (осевой)  $FS^F$  2D-формы  $F$  назовем величину*

$$FS^F = \max_{i=\overline{1,r/2}} FS_{[1,r]}^{\tilde{K}_i^c} \quad (8)$$

$FS_D^{f(i)}$  - нечеткая степень симметричности дискретной функции  $f(i), i=\overline{1,r}$  на дискретном отрезке  $D=\{1,2,\dots,r-1,r\}$ ,

$$FS_D^{f(i)} = \max_{i_x} \left( \min \left( FS_{D,i_x}^{f(i)}, \mu_{\tilde{R}_1}(i_x, r/2) \right) \right) \quad (9)$$

$FS_{D,i_x}^{f(i)}$  - нечеткая степень симметричности дискретной функции  $f(i), i=\overline{1,r}$  на дискретном отрезке  $D=\{1,\dots,r\}$  относительно точки  $i_x \in D$ .

$$FS_{D,i_x}^{f(i)} = \begin{cases} \frac{\sum_{i=1}^{i_x} \mu_{\tilde{R}_1}(f(i_x - (i-1)), f(i_x + (i-1) * k))}{i_x}, & i_x - 1 < r - i_x \\ \frac{\sum_{i=i_x}^r \mu_{\tilde{R}_1}(f(i_x + (r-i)), f(i_x - (r-i) * k))}{r - i_x + 1}, & r - i_x \leq i_x - 1 \end{cases}, \quad k = \max\left(\frac{i_x - 1}{r - i_x}, \frac{r - i_x}{i_x - 1}\right)$$

$FS^F$  оценивает осевую симметрию 2D-формы  $F$ ,  $FS_{[1,r]}^{\tilde{K}^c}$  - степень симметричности  $F$  относительно нечеткой оси. Согласно (8), для нахождения  $FS^F$ , необходимо найти нечеткую ось, относительно которой  $F$  наиболее симметрична. Формула (9) определяет нечеткий алгоритм поиска нечеткой оси как "достаточно близкую" к срединному отсчету, относительно которой функция "довольно симметрична". Нечеткое понятие "достаточно близко" формализуется нечеткой числовой переменной  $\langle \text{«Малое расстояние между отсчетами функции»}, R_+, \mu_1(|x-y|) \rangle$ . Нечеткое понятие "довольно симметрична" оценивает  $FS_{D,ix}^{f(i)}$  при участии нечеткой числовой переменной  $\langle \text{«Малое отклонение значений функции»}, R_+, \mu_2(|x-y|) \rangle$ . Функции принадлежности  $\mu_1(u)$  и  $\mu_2(u)$  сформированы методом группового экспертного опроса.

Формула (8) также определяет нечеткий алгоритм, результатом исполнения которого является нечеткое множество  $\tilde{A} = \left\{ i, FS_{[1,r]}^{\tilde{K}^c} \right\}$ , в котором  $i$  определяет некоторую ось, а  $FS_{[1,r]}^{\tilde{K}^c}$  - степень достоверности того, что  $i$  - ось симметрии  $F$ .  $FS^F$  формируется в результате дефаздизикации  $\tilde{A}$  по максимальной степени принадлежности. Одна из нечетких инструкций в данном НА - калибровка оси симметрии ДФК относительно отсчета  $x=r/2$ .  $FS_{[1,r]}^{\tilde{K}^c}$  - результат дефаздизикации нечеткого множества, формируемого в результате калибровки.

Кроме нечеткой симметричности, в качестве первичных признаков 2D-форм в диссертации формализованы НКП нечеткой монотонности и примерной постоянности функции на промежутке, характеризующих поведенческую тенденцию функции кривизны их контура. Тестовые семантические процедуры оценки данных признаков представляют собой нечеткие алгоритмы. Использование экспертом перечисленных НКП, позволяет ему достаточно полно охарактеризовать поведение функции кривизны распознаваемых 2D-примитивов, что является одним из главных требований при решении задачи (\*).

Вторичные признаки 2D-формы характеризуют экстремальные точки функции кривизны и степени их выраженности. Очень информативная характеристика 2D-формы - число ее углов (число максимумов функции кривизны контура). Непосредственная оценка данных признаков не позволяет сформировать их адекватные оценки в силу зашумленности и изрезанности ДФК  $\tilde{K}^c$ , а сглаживание ДФК лишь отчасти решает данную проблему. С этой целью в диссертации вводятся нечеткие методы обнаружения экстремумов, а подсчет количества максимумов ведется на нечетком уровне.

Важной задачей при распознавании 2D-формы  $F$  является задача согласования формы ДФК  $\tilde{K}^c$  с корректными ЕЯ-описаниями, сформированными экспертом. Процесс согласования представляет собой, как правило, нечеткий алгоритм, выполняющий декомпозицию ДФК на участки, соответствующие первичным признакам 2D-формы, и согласование формы данных участков с соответствующими НКП. В диссертации предложен нечеткий алгоритм, оценивающий согласованность ДФК  $\tilde{K}^c$  с корректным ЕЯ-описанием ДФК эллипса.

НКП, нечеткие алгоритмы и модели, рассмотренные в диссертации на примере ДФК  $\bar{K}^c$ , представляют хороший аппарат исследования зашумленных, размытых дискретных и непрерывных функциональных зависимостей общего вида, что позволяет его эффективно использовать для исследования, анализа и обработки реальных сигналов, кривых и т.д.

В четвертой главе исследованы практические вопросы реализации теоретических положений, рассмотренных в предыдущих главах. Разработаны методики построения ЧМСР распознавания 2D-примитивов и порожденных ими структур, ЧМСР распознавания 2D-форм, комплекс модулей, автоматизирующих отдельные этапы данного построения, а также человеко-машинный программный комплекс автоматизации процесса фетометрии плода в утробе матери.

В диссертации выработана методика построения «мягких» ЧМСР распознавания 2D-примитивов и порожденных ими структур (изображений) в случае, когда 2D-примитивы теоретически могут быть выделены на этапе сегментации. Методика предполагает последовательное выполнение следующих шагов.

1. определение предметной области изображений  $N$ , в которой осуществляется распознавание;

2. детальное исследование предметной области  $N$  и получение априорных сведений о распознаваемых изображениях  $I \in N$ ;

3. построение рабочего алфавита классов изображений  $K = \{K_i\}$ ;

4. абстрактное выделение характерных элементов распознаваемых изображений;

5. формирование рабочего алфавита признаков изображений – множества 2D-примитивов  $P = \{P_i\}_{i=1,m}$ , а также отношений между ними  $R = \{R_i\}_{i=1,m}$ ;

6. выбор значений параметров, управляющих процессом сегментации, при которых наиболее эффективно выделяются 2D-примитивы изображений в виде множества 2D-сегментов  $S = \{S_i\}$ . Значения параметров могут различаться для разных классов изображений;

7. формирование БЗ ТСО для задачи распознавания 2D-примитивов в рамках психофизиологического подхода: выбор алфавита их признаков  $X = \{x_i\}_{i=1,p}$  и характеристик, формирование тестовых семантических процедур их оценки, выбор и формализация модификаторов и операций композиции, формализация процедурных действий на примитиве;

7.1. на первом этапе необходимо максимально использовать результаты, полученные в главах 2-3. Предложенные в них универсальные НКП, нечеткие методы, алгоритмы и модели обязаны присутствовать в БЗ ТСО;

7.2. на втором этапе необходимо дополнить БЗ ТСО признаками, связанными с конкретной постановкой задачи распознавания: определяющими их геометрические характеристики и взаимоотношение с элементами изображения. При необходимости, нужно формализовать лингвистические переменные для перевода нечетких количественных признаков на качественный уровень (задания их в виде нечетких переменных). Реализация данного этапа осуществляется группой экспертов;

8. привлечение эксперта с целью формирования им корректных ЕЯ-описаний  $\mathcal{R}'(P_i)$  2D-примитивов  $P_i$ ,  $i = \overline{1, n}$ ;

9. разработка алгоритмов выделения отношений между распознанными 2D-примитивами на изображениях предметной области  $\mathcal{N}$ ;

10. разработка алгоритмов распознавания изображений или локализации на них заданных классов по выделенной информации об их структуре.

Этапы 7,8 данной методики могут использоваться независимо для решения задачи распознавания 2D-форм.

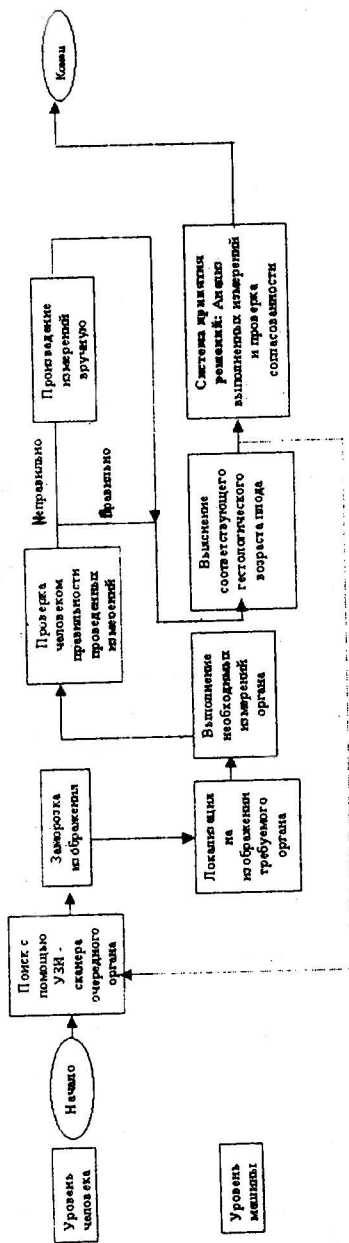
Решение ряда задач, ставящихся в данной методике, допускает программную автоматизацию. К ним относятся: задача формирования функций принадлежности на основе группового экспертного опроса и задача формирования экспертом корректных ЕЯ-описаний 2D-примитивов, с последующим получением соответствующих нечетких лингвистических описаний  $\mathcal{R}'(P_i)$ .

Для решения этих задач разработаны модули FUZZY и NLANG в виде программных сред, осуществляющих диалог с экспертами. Разработан модуль ANALISE для поэтапного выполнения большинства преобразований, относящихся к подсистеме предварительной обработки изображения, с целью более качественного исследования предметной области  $\mathcal{N}$  на этапах 1-6 методики.

На основе интеграции предложенных методик, реализованных модулей, и результатов, полученных в предыдущих главах диссертации, разработан человеко-машинный комплекс автоматизации процесса фетометрии плода в утробе матери на его ультразвуковых изображениях. Задача фетометрии заключается в получении определенной совокупности размеров плода, анализ которых позволяет с большой степенью точности диагностировать внутренние отклонения и пороки его развития. Назначение комплекса – не полностью заменить врача, осуществляющего фетометрию, а помочь ему в этом. Машина предлагает врачу свой вариант решения задачи, направляет его деятельность в необходимое русло, однако, окончательное решение принимается самим врачом. Структурная схема процесса осуществления фетометрии врачом при использовании разработанного комплекса представлена на рис. 2.

Построена ЧМСР, направленная на решение задачи локализации органов плода на ультразвуковых изображениях (рис. 2). Исследована предметная область изображений  $\mathcal{N}$  данной задачи, выделены классы локализуемых органов, их структурные элементы, указаны характерные особенности распознаваемых изображений. Полностью формализован вариант БЗ ТСО для решаемой задачи, формализован набор жестко связанных с задачей признаков 2D-примитивов. Эти признаки являются нечеткими переменными – значениями понятий «Толщина контура», «Вытянутость контура», «Периметр контура», «Дугообразность контура», «Эхогенность сегмента», «Неэхогенность фона», формализованных в виде лингвистических переменных.

Выделены следующие классы локализуемых органов плода: головка, грудная клетка, бедренная кость, кость голени, плечевая кость, кость предплечья. Выделены следующие классы 2D-примитивов, входящие в структуру локализуемых органов: сегмент головки, сегмент грудной клетки, сегмент длинной трубчатой кости. Приведены примеры корректных ЕЯ-описаний данных 2D-



Если произведены измерения еще не всех органов

Рис. 2

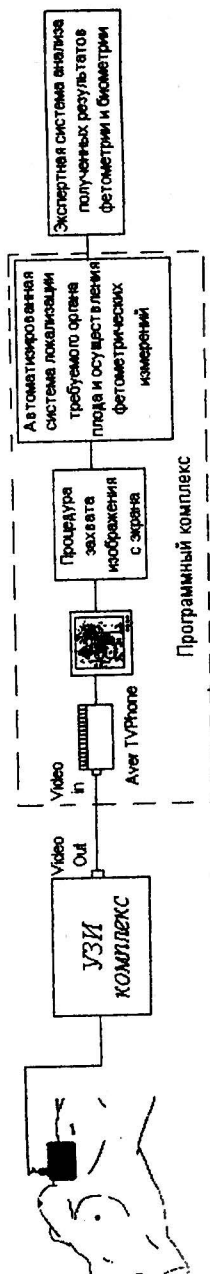


Рис. 3

примитивов в рамках сформированной БЗ ТСО. Эти описания формализованы в рамках нечеткой дескриптивной модели Я'. Например, в качестве корректного ЕЯ-описания сегмента головки было использовано следующее: «Тонкий, совсем большой сегмент, дугообразность которого превышает среднюю, а нечеткое количество максимумов ФК примерно равно или чуть больше двух».

Локализация органов плода ультразвуковых изображениях осуществляется в рамках подхода, основанного на предварительном распознавании множества наиболее характерных их 2D-примитивов, и последующем параллельном распознавании оставшихся примитивов и выделении отношений между ними. Разработаны соответствующие алгоритмы, некоторые из которых - нечеткие.

Введены методы автоматического получения фетометрических размеров локализованных органов. При несогласии врача с результатами измерений, выполненных машиной в автоматическом режиме, он может получить их вручную. Осуществлена стыковка разработанного комплекса с экспертной системой принятия решений о возможных патологиях плода и пороках его развития по информации о фетометрических размерах, поступающей от комплекса. Структурная схема работы комплекса представлена на рис. 3.

Комплекс тестировался на ПК PENTIUM-200 при стыковке с УЗИ-аппаратом COMBISON 320-5 посредством платы Aver-TVPhone. Погрешность фетометрических измерений, осуществляемых комплексом в автоматическом режиме, находится в допустимых пределах, определяемых медицинскими стандартами.

Разработка комплекса велась в среде визуального программирования DELPHI. Комплекс функционирует в среде WINDOWS 9x, 2000. Диалог с врачом осуществляется с помощью "дружественного" интерфейса.

Внедрение комплекса в медицинскую практику позволило повысить эффективность скринингового ультразвукового исследования беременных по ряду показателям, что подтверждено соответствующими актами о внедрении.

Предложенные в диссертации нечеткая дескриптивная модель, метод и алгоритмы распознавания объектов, описанных в ее рамках, могут быть использованы не только в ЧМСП распознавания 2D-примитивов, но и в ЧМСП, функционирующих в других предметных областях. Данный факт подтверждают исследования по использованию результатов диссертации при принятии решений в задачах нефтедобычи.

В заключении сформулированы основные результаты и намечены направления перспективных исследований.

## ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

1. Построена и исследована обобщенная схема структурного подхода к задаче распознавания изображений. Показана актуальность проблемы получения эффективных описаний структурных 2D-примитивов изображений в рамках психофизиологического подхода и необходимость ее решения с привлечением человеко-машинных информационных технологий.

2. Предложены структура экспертного квази-ЕЯ для задачи распознавания 2D-примитивов изображений и нечеткая дескриптивная модель описания 2D-



примитивов, способная формализовать знания о них, полученные от человека-эксперта на введенном квази-ЕЯ. Данная модель названа нечетким лингвистическим описанием примитивов. Разработаны метод и алгоритмы распознавания 2D-примитивов при их описании в рамках предложенной нечеткой дескриптивной модели. Метод основан на механизмах выдвижения и проверки гипотез о принадлежности 2D-форм различным примитивным классам с принятием решения по критерию максимума достоверности выдвигаемой гипотезы.

3. Предложен метод формализации всех признаков распознаваемых 2D-примитивов как нечетких качественных. В виде нечетких алгоритмов разработаны тестовые семантические процедуры оценки признаков 2D-форм. Предложены нечеткие методы, алгоритмы и модели исследования дискретных и непрерывных функциональных зависимостей, которые можно эффективно использовать для исследования, анализа и обработки реальных сигналов, кривых и т.д.

4. Разработан метод приведения функции кривизны контура 2D-формы к инвариантному виду относительно масштаба и поворота последнего. Введен нечеткий алгоритм приведения дискретной функции кривизны к инвариантному виду относительно поворота контура, позволяющий адаптироваться к ее размытому, зашумленному и изрезанному характеру. Разработана нечеткая модель принятия решений для задачи распознавания 2D-примитивов в условиях размытости.

5. Разработаны методики построения ЧМСР распознавания 2D-примитивов и порожденных ими структур, ЧМСР распознавания 2D-форм, а также комплекс модулей, автоматизирующий отдельные этапы построения.

6. Разработан человеко-машинный программный комплекс автоматизации процесса фетометрии плода в утробе матери на ультразвуковых изображениях. Полученные в диссертации результаты использованы при разработке ЧМСР в других предметных областях.

#### Основное содержание диссертации опубликовано в следующих публикациях.

1. Глова В.И., Аникин И.В. Распознавание двумерных примитивов на основе нечеткого лингвистического описания // Распознавание образов и анализ изображений: новые информационные технологии: Тр. IV Всероссийской конференции с международным участием. - Новосибирск, 1998. - С. 69-73.

2. Глова В.И., Аникин И.В., Козырев Д.В. Исследование операторов выделения контуров на размытых и неразмытых изображениях. - Казань, 1998. (Препринт КГТУ им. А.Н. Туполева: 98П9). - С. 20.

3. Глова В.И., Аникин И.В. Эвристический алгоритм размывания контуров видеоизображений. - Казань, 1998. (Препринт КГТУ им. А.Н. Туполева: 98П8). - С. 8.

4. Аникин И.В. Эвристический алгоритм размывания контура // Техническая кибернетика, радиоэлектроника и системы управления: Тез. IV Всероссийской конференции студентов и аспирантов. - Таганрог, 1998. - С. 95.

5. Аникин И.В. Исследование методов выделения контуров на размытых и неразмытых изображениях // Микроэлектроника и информатика-98: Тез. Все-

российской межвузовской научно-технической конференции студентов и аспирантов. – Москва, 1998. – С. 180.

6. Глова В.И., Аникин И.В. Нечеткие качественные признаки двумерных форм // Вестник КГТУ им. А.Н. Туполева. – 1999. – № 1. – С. 35-41.

7. Glova V.I., Anikin I.V. Recognition of Two-Dimensional Primitives Using Fuzzy Linguistic Description // Pattern Recognition and Image Analysis. – 1999. – Vol. 9, №1. – P. 41-44.

8. Глова В.И., Аникин И.В., Аджели М.А. О генерировании размытых контуров // Вестник КГТУ им. А.Н. Туполева. – 1999. – № 2. – С. 51-56.

9. Глова В.И., Аникин И.В. Структура базы знаний примитивов при их нечетком лингвистическом описании // Вестник КГТУ им. А.Н. Туполева. – 1999г. – № 3. – С. 68-70.

10. Аникин И.В. Использование теории распознавания образов в обучающем процессе // Проблемы высшего технического образования: Тез. докл. Всероссийской научно-методической конференции. – Казань, 1999. – С. 127.

11. Аникин И.В. Использование тренажеров для задач распознавания видеобразов в контролирующих системах // Проблемы высшего технического образования: Тез. докл. Всероссийской научно-методической конференции. – Казань, 1999. – С. 172.

12. Аникин И.В. О распознавании нечетких образов в контролирующих системах // Компьютерные технологии в науке, проектировании и производстве: Тез. докл. I Всероссийской научно-технической конференции. – Нижний Новгород, 1999. – Ч. X. – С. 14-17.

13. Аникин И.В. Метод распознавания электрических схем // Компьютерные технологии в науке, проектировании и производстве: Тез. докл. I Всероссийской научно-технической конференции. – Нижний Новгород, 1999. – Ч. X.. – С. 12-13.

14. Глова В.И., Аникин И.В., Аджели М.А. Метод размывания контуров изображений // Компьютерные технологии в науке, проектировании и производстве: Тез. докл. I Всероссийской научно-технической конференции. – Нижний Новгород, 1999. – Ч. IX.. – С. 11-13.

15. Аникин И.В. Особенности базы знаний при нечетком лингвистическом описании примитивов // Новые информационные технологии в научных исследованиях и в образовании: Тез. докл. IV Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов. – Рязань, 1999. – С. 80-81.

16. Аникин И.В. О замкнутости размытых контуров // Новые информационные технологии в научных исследованиях и в образовании: Тез. докл. IV Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов. – Рязань, 1999. – С. 78-80.

17. Аникин И.В. Структура базы знаний при нечетком лингвистическом описании примитивов // Методы кибернетики химико-технологических процессов: Тез. докл. V Международной научной конференции. – Казань, 1999. – С. 198-199.

18. Аникин И.В., Аджели М.А. Лингвистическое описание кривых, контуров, изображений. Сходства и различия // Компьютерные технологии в науке,

проектировании и производстве: Тез. докл. II Всероссийской научно-технической конференции. - Нижний Новгород, 2000. - Ч. VI. - С. 34-36.

19. Аникин И.В. Использование методов нечеткой логики и тестовых семантических оценок для естественно-языкового описания процесса решения задачи распознавания видеообъектов // Компьютерные технологии в науке, проектировании и производстве: Тез. докл. II Всероссийской научно-технической конференции. - Нижний Новгород, 2000. - Ч. VI. - С. 37-39.

20. Аникин И.В. Программный комплекс для автоматизированной фетометрии плода в утробе матери // Компьютерные технологии в науке, проектировании и производстве: Тез. докл. II Всероссийской научно-технической конференции. - Нижний Новгород, 2000. - Ч. VI. - С. 40-43.

21. Аникин И.В. Методы и алгоритмы распознавания размытых 2D-примитивов изображения // Интеграция образования, науки и производства – главный фактор повышения эффективности инженерного образования: Тез. Всероссийской научно-методической конференции. – Казань, 2000. – С. 172

22. Глова В.И., Аникин И.В., Аджели М.А. Мягкие вычисления (soft computing) и их приложения: Учебное пособие. – Казань: Изд-во КГТУ им. А.Н. Туполева, 2000. – С. 98.

23. Glova V.I., Anikin I.V., Ageli M.A. Linguistic Description of Curves, Contours and Images. Similarities and Differences // Proc. of 5<sup>th</sup> World Conference on Nondestructive Testing, Rome, 2000.

24. Глова В.И., Аникин И.В. Метод распознавания размытых 2D-примитивов средствами технологии мягких вычислений // Распознавание образов и анализ изображений: новые информационные технологии: Тр. V Международной конференции, Самара, 2000. - С. 247-251.

25. Glova V.I., Anikin I.V. Method for Recognition of Fuzzy 2D Primitives via a Technology of Soft Computing // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2001. - Vol. 11, № 1. - P. 154-157.

---

Формат 60x84 1/16. Бумага газетная. Печать офсетная.  
Печ. л. 1.25. Усл. печ. л. 1.16. Усл. кр.-отт. 1.21. Уч.-изд.л. 1.0.  
Тираж 120. Заказ Б40.

---

Типография Издательства Казанского государственного технического  
университета  
420111, Казань, К. Маркса, 10.

200